

Detección de Contornos para Segmentar Fondo y Figura en Imágenes de Resonancia Magnética (MRI)

Masi S, Ruedin A, Acevedo D

*Departamento de Computación, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales,
Universidad de Buenos Aires*

Resumen

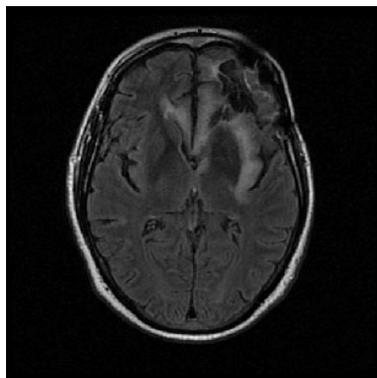
En el área del procesamiento digital de imágenes médicas, varias aplicaciones requieren la separación del fondo de la figura. Una de ellas es la compresión de las imágenes, que es sumamente importante para disminuir a la vez costos de almacenamiento y tiempos de transmisión, facilitando así las tareas de teledetección. En el caso de secuencias de imágenes de resonancia magnética, la figura contiene la información que es relevante para el diagnóstico. Después de separar el fondo de la figura, se descarta el fondo y se aplican técnicas de compresión sin pérdida a la figura. Para ello es indispensable contar con un método de segmentación automática que sea robusto. En este trabajo proponemos utilizar una variante de la segmentación por conjuntos de nivel. A partir de un contorno inicial arbitrario en los tres ejes dimensionales de la imagen, se obtiene la máscara en forma iterativa. Este método ha demostrado ser robusto frente al ruido de la imagen.

Palabras Clave

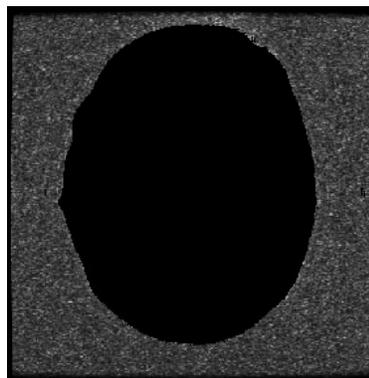
Imágenes de resonancia magnética, segmentación, conjuntos de nivel.

Introducción

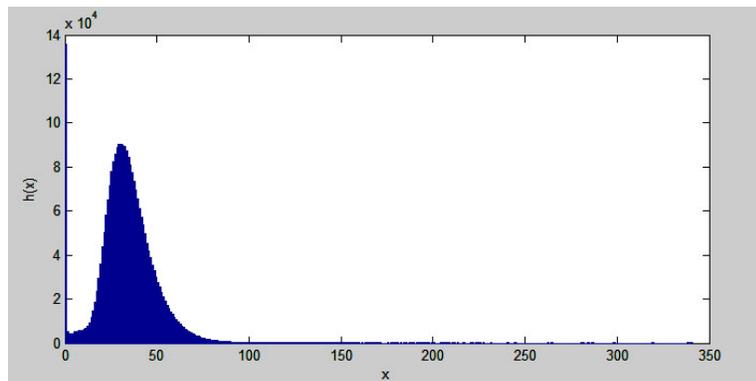
Las imágenes de resonancia magnética son en la actualidad una herramienta fundamental en la detección y el diagnóstico de distintos tipos de patologías. Una imagen MRI está formada por varios cortes, cada uno de ellos conteniendo un plano del objeto volumétrico que representan. Vista como una imagen 3D se diferencia una figura bien definida (cabeza, torso, pie, etc.) rodeada de un fondo. Para aplicaciones posteriores suele ser importante diferenciar o separar la figura del fondo (proceso que se conoce como segmentación). Generalmente, el fondo de la imagen puede ser descartado ya que no reviste de utilidad para el análisis de la figura, en la cual se encuentra la totalidad de la información relevante. Por ejemplo, un buen método de compresión podría aprovechar esta eliminación del fondo (inherentemente ruidoso) codificando sin pérdida solo a la figura, ahorrando costos de almacenamiento [8].



(a) Imagen original.



(b) Fondo aislado con ruido.



(c) Distribución empírica del fondo ruidoso.

Figura 1. Ejemplo del ruido habitualmente presente en las imágenes de resonancia magnética.

En la Fig. 1 se observa el ruido que está presente en las imágenes de resonancia magnética; este ruido se observa mejor en el fondo, que es constante. Primero se observa un corte, luego el fondo ruidoso después de eliminar la figura, y finalmente el histograma del fondo ruidoso.

Para realizar la segmentación se han presentado diversos métodos entre los que se incluyen crecimiento de regiones [9] y técnicas estadísticas basadas en histogramas [10], [11] complementados con operaciones morfológicas [14]. Recientemente, Corvetto et al. [12-13], basando su trabajo en el de Srikanth [14], han propuesto un algoritmo que utiliza histogramas y operaciones morfológicas, a los cuales agregaron una estrategia de votación después de segmentar la imagen en cada una de sus dimensiones.

En este trabajo presentamos un método para realizar la separación entre figura y fondo, que es una variante de la segmentación por conjuntos de nivel. Partiendo de un contorno inicial arbitrario, se utilizan conjuntos de nivel para ir refinando iterativamente dicho contorno hasta que el mismo se adapte a la figura. El motivo de este trabajo fue el de hallar una técnica de segmentación que fuera robusta al ruido.

Es muy importante la correcta detección del fondo, ya que los voxels equivocadamente marcados como fondo se desestiman y llevan a perder información valiosa para el diagnóstico. Por eso es que nuestro grupo ha trabajado en diversas técnicas para segmentar el fondo, entre las cuales están el crecimiento de regiones, métodos basados en histogramas y conjuntos de nivel.

Segmentación por Conjuntos de Nivel

Los métodos de Conjuntos de Nivel (Level-Sets) son técnicas numéricas inicialmente utilizadas para el seguimiento de formas y objetos en movimiento o cuya topología es variable [1]. Posteriormente se comenzó a utilizar estos métodos para la segmentación de imágenes facilitando la detección de contornos geoméricamente activos [2-4], representados como conjuntos de nivel de una función bidimensional que evoluciona dentro de un sistema Euleriano.

La idea básica es representar los contornos como el conjunto de nivel cero de una función implícita definida en una dimensión superior, y hacer evolucionar dicha función de acuerdo a una ecuación diferencial parcial [7] (ver ejemplo en la Fig. 2).

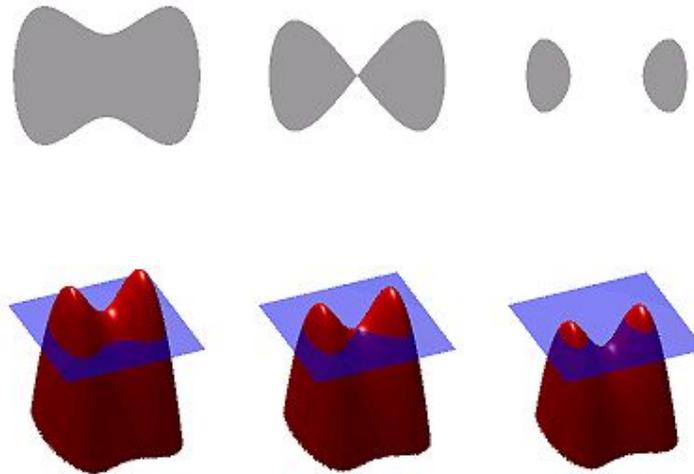


Figura 2. Ilustración en la cual se puede apreciar gráficamente como el conjunto de nivel cero de la función de conjuntos de nivel (en rojo) aproxima los contornos de las formas dibujadas en gris.

En la formulación original de conjuntos de nivel para contornos activos, las formas, denotadas por C , son representadas por el conjunto de nivel cero $C(t) = \{(x, y) \mid \varphi(t, x, y) = 0\}$ de una función de conjuntos de nivel $\varphi(t, x, y)$. Según el modelo, esta función es positiva en el interior de la curva, y negativa fuera de ella. La ecuación de evolución de la función φ puede ser escrita en la siguiente forma general:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} + F|\nabla \varphi| = 0$$

la cual es llamada *ecuación de conjuntos de nivel* [1]. La función F es llamada función velocidad. Para la segmentación de imágenes, la función velocidad depende de la información de la imagen y de la función de conjuntos de nivel φ .

En los métodos de conjuntos de nivel tradicionales [2-5], la función φ puede desarrollar cambios bruscos y formas demasiado agudas o demasiado planas durante la evolución. Lo cual hace altamente imprecisa la computación posterior. Para evitar estos problemas se inicializa la función φ como una función de distancia con signo antes de la evolución, y luego se “reforma” (o “reinicializa”) la función φ durante la evolución.

Selección del Contorno Inicial

Para nuestra propuesta de aplicación de las técnicas expuestas anteriormente a la segmentación (y posterior compresión) de imágenes de resonancia magnética, hemos utilizado una variante del método de conjuntos de nivel propuesta por Chumming et al. [6]. Esta variante no necesita la mencionada “re inicialización” periódica de la función φ durante el proceso de evolución de la misma y, adicionalmente, no requiere que la función φ sea inicializada como una función de distancia con signo. Esto último nos permite iniciar el proceso utilizando un contorno arbitrario.

Para aplicar el método se toma, entonces, un corte bidimensional de una imagen de resonancia magnética, y se genera una máscara conteniendo el contorno inicial arbitrario a

utilizar para la misma. En esta máscara M se determina el contorno inicial asignando los siguientes valores a los pixeles:

$$M(x, y) = \begin{cases} -4 & \text{si } (x, y) \in \text{a la figura} \\ 0 & \text{si } (x, y) \in \text{al contorno} \\ 4 & \text{si } (x, y) \in \text{al fondo} \end{cases}$$

Por simplicidad se decidió utilizar como contorno inicial un recuadro que contenga la imagen (corte bidimensional) completa a procesar. Para ello se extiende la imagen original agregándole un recuadro exterior negro de 32 pixeles de ancho. Este proceso se ejemplifica en la Fig. 3.

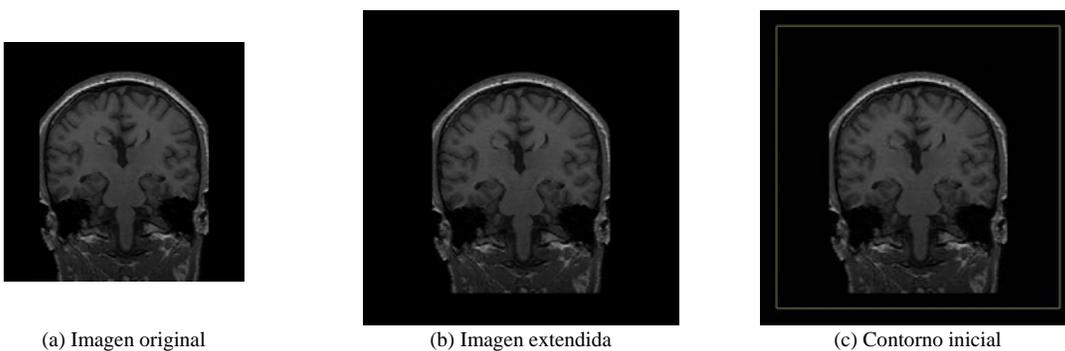


Figura 3. Ejemplo de la construcción del contorno inicial de para un corte de una imagen de resonancia magnética.

De esta forma, si la imagen original poseía 256x256 pixeles, al extenderla toma un nuevo tamaño de 320x320 pixeles (64 por cada lado). Ya con la imagen extendida se genera la máscara utilizando como contorno inicial un recuadro que contiene toda la imagen original más 16 pixeles por lado, contando como figura el interior del recuadro y como fondo al exterior del mismo.

Detección de Contornos de la Figura

En la segmentación de la imagen, los contornos activos son curvas dinámicas que se mueven acercándose hacia los límites de la figura. Para alcanzar este objetivo, el método de conjuntos de nivel utiliza una energía externa que mueve la curva de nivel cero hacia los límites de los objetos o figuras existentes en la imagen. Para ello se utiliza una *función indicadora de bordes* g definida como:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^2}$$

donde I es la imagen y ∇G_{σ} es el núcleo Gaussiano con desviación estándar σ .

Con el objetivo de adaptar la función g a las características de la imagen que se está procesando hemos calculado σ en base a una estimación de la distribución del ruido presente en la imagen. Para ello, antes de comenzar la evolución de la función de conjuntos de nivel, se localiza el primer pixel de la imagen cuyo valor es diferente de cero y a partir del mismo se toma un recuadro pequeño (cuyo lado equivale a 1/20 del lado de la imagen)

al cual se le calcula la desviación estándar, que será el valor asignado a σ (ver Fig. 4).

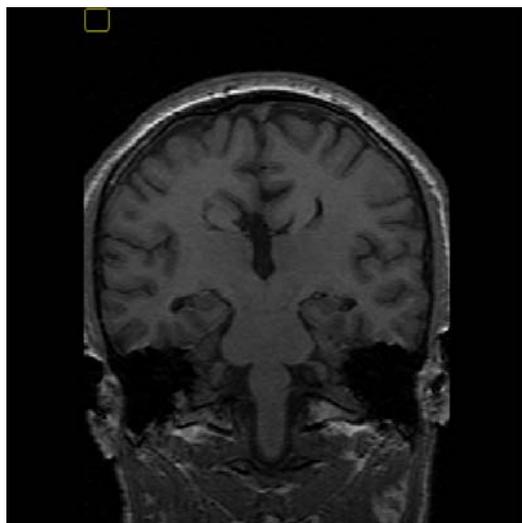


Figura 4. Ejemplo del recuadro utilizado para estimar el nivel de ruido de la imagen. Se establece el valor de σ como la desviación estándar calculada sobre este recuadro.

Una vez establecidos el contorno inicial y el valor σ para la función indicadora de bordes, se procede a calcular la evolución de la función de conjuntos de nivel de manera iterativa. En cada iteración el método va modificando el contorno inicial y lo aproxima al contorno de la figura presente en la imagen. La cantidad de iteraciones necesarias para obtener buenos resultados depende en buena parte del tamaño de la imagen y de los niveles de ruido presentes en la misma. Sin embargo, al seleccionar el σ de la función indicadora de bordes utilizando la estimación del nivel de ruido, se han conseguido buenos resultados determinando la cantidad de iteraciones sólo en función del tamaño de la imagen. En particular, se ha optado por establecer el número de iteraciones igual a la cantidad de píxeles por lado de la imagen que se procesa. Al finalizar las iteraciones, se obtiene en el contorno final detectado por el método para la imagen. A partir de aquí, se conforma la máscara correspondiente al corte procesado considerando como figura todos los píxeles con valores menores o iguales a cero, y como fondo los restantes. En la Fig. 5 se puede observar la evolución del contorno a lo largo de las iteraciones del procedimiento.

Por último se elimina de la máscara el marco negro con el cual se había extendido a la imagen original a fines de mantener una coherencia entre el tamaño de la imagen y su máscara.

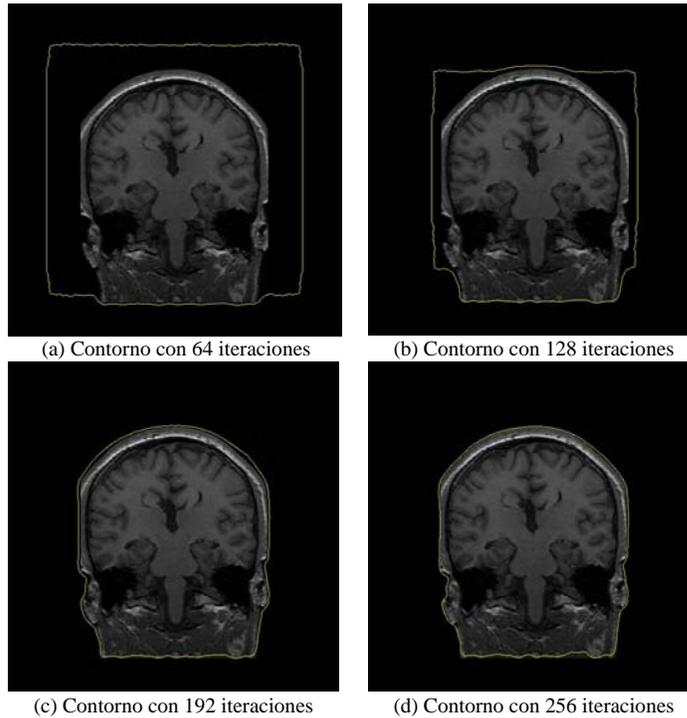


Figura 5. Evolución del contorno inicial a medida que pasan las iteraciones de la función de conjuntos de nivel.

Generación de la Máscara de Segmentación

El método presentado hasta aquí permite realizar la segmentación de cada corte de la imagen de resonancia magnética por separado. Aplicándolo entonces a todos los cortes se puede obtener un conjunto de máscaras que permitirá segmentar la imagen completa.

Debido a la necesidad de que todo el proceso de compresión de este tipo de imágenes se realice sin pérdida de información, es extremadamente importante que la segmentación sea lo más precisa posible y minimizar la posibilidad de que un punto de la imagen perteneciente a la figura sea detectado como fondo durante este proceso.

Para reforzar en este sentido el método propuesto se decidió realizar todo el proceso recorriendo la imagen en sus tres ejes dimensionales y procesando individualmente de esta forma todos los cortes posibles de la imagen. Como cada voxel (pixel tridimensional) de la imagen forma parte de tres cortes diferentes (uno por cada eje dimensional), con esta metodología, el mismo es procesado tres veces.

Aprovechando este procesamiento triple de la imagen se ha implementado un mecanismo de votación mediante el cual se considera que si un voxel ha sido detectado como parte de la figura en al menos una de las tres oportunidades en que fue procesado, el mismo será considerado como parte integrante de la figura en la máscara final. De esta manera, sólo se consideran como parte del fondo, y por lo tanto podrán ser descartados, aquellos voxels que hayan sido detectados como fondo en las tres oportunidades en que han sido procesados. En la Fig. 6 se puede ver los resultados de la segmentación y el mecanismo de votación.

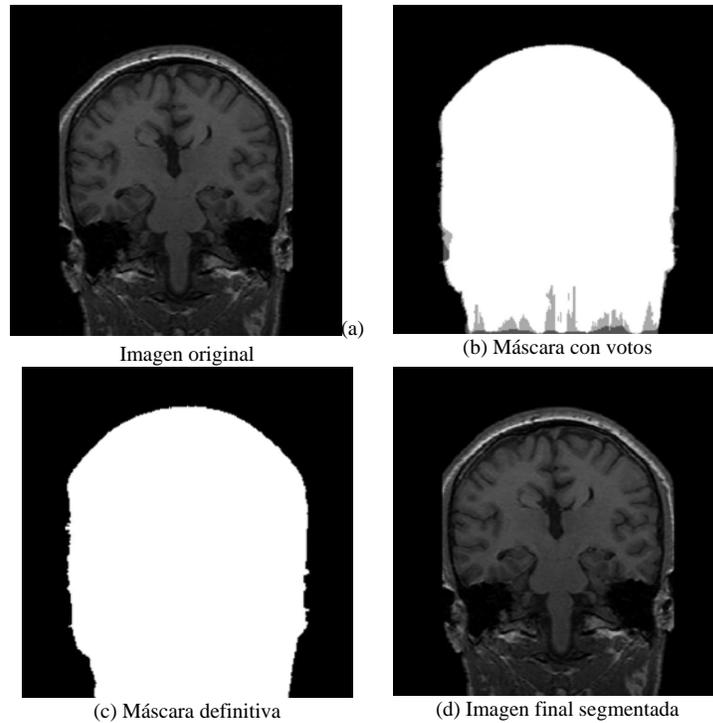


Figura 6. Ejemplo del proceso de segmentación completo desde la imagen original hasta la imagen segmentada.

Resultados

El método presentado fue comparado con el de Corvetto et al. [12-13], el cual realiza la segmentación de fondo y figura mediante la aplicación de un umbral a la imagen. El mismo es calculado mediante la estimación de la distribución del ruido presente en la imagen utilizando para ello la distribución de Rayleigh, minimizando la probabilidad de un error de clasificación. Una vez calculado el umbral se obtiene una máscara inicial considerando como fondo los valores inferiores al mismo y como figura los valores superiores. Sobre ésta máscara se aplican sobre la misma operaciones morfológicas de rellenado y erosión con el fin de recuperar aquellas zonas relevantes de la imagen que pudieran haber quedado por debajo del umbral.

Al comparar nuestro método con el recientemente descrito se advierte que, dependiendo de la imagen sobre la cual son aplicados, se obtienen mejores resultados con uno u otro método. En particular, es muy común que en zonas de una imagen el método de umbrales supere al de conjuntos de nivel, pero en otras zonas de la misma imagen se den resultados opuestos. Por estas razones, consideramos que ambas técnicas pueden complementarse muy bien, obteniendo así un mecanismo de segmentación combinado más robusto que cualquiera de los dos métodos por separado.

Para efectuar la combinación mencionada de ambos métodos basta con ampliar el mecanismo de votación propuesto anteriormente. Obteniendo entonces un total de 6 “votos” (3 por la técnica de conjuntos de nivel y 3 por el método de Corvetto) por cada voxel presente en la imagen. Al igual que antes, para minimizar la posibilidad de pérdida de información, sólo serán considerados como fondo aquellos voxels que no hayan sido detectados como figura en ninguna de las 6 veces en que se los ha procesado.

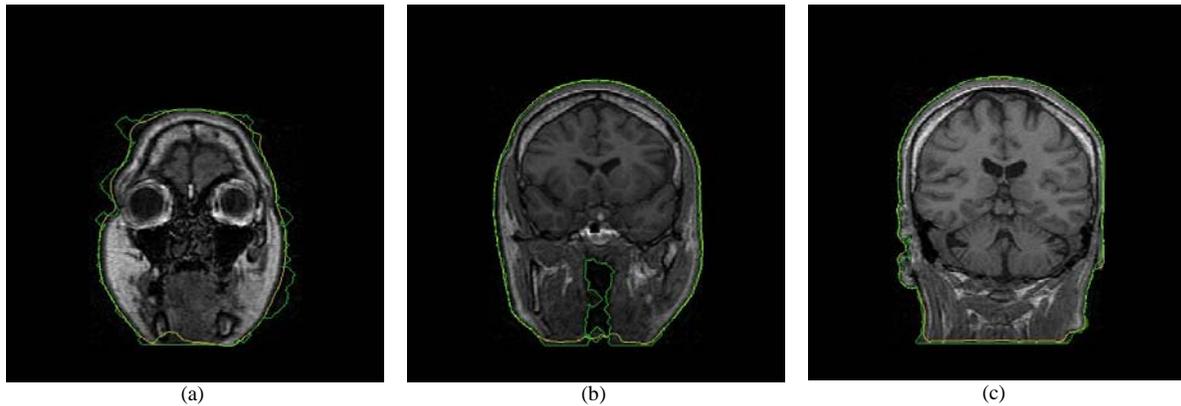


Figura 7. Comparación de la segmentación por conjuntos de nivel (línea amarilla) con la segmentación por umbral (línea verde) en distintos cortes de una misma resonancia magnética.

Conclusiones

Los altos niveles de ruido presentes en las imágenes de resonancia magnética dificultan la compresión eficiente y sin pérdida de información de las mismas. Los métodos de segmentación para separar el fondo ruidoso de la figura relevante han demostrado ser muy útiles en los mencionados procesos de compresión.

Hemos presentado un método que realiza la segmentación a través de la detección de contornos en la imagen, aplicando para ello técnicas de conjuntos de nivel. La comparación de los resultados obtenidos con los arrojados por otros métodos preexistentes como el de segmentación por umbrales nos ha permitido otorgarle mayor robustez al procedimiento mediante la combinación de ambos mecanismos.

Se ha observado que el método final combinado reduce la posibilidad de pérdida de información durante la segmentación pero que, en algunos casos podría llevar a resultados no deseados si alguno de los dos métodos detectara como figura demasiados puntos pertenecientes al fondo. Un ejemplo leve de esto puede observarse en la Fig. 7 (a), en donde han quedado sectores del fondo dentro del contorno obtenido por el método de umbrales. Una posible mejora para estos casos podría alcanzarse mediante modificaciones al sistema de votación, por ejemplo exigiendo al menos dos votos para considerar un voxel como parte de la figura. Aunque obviamente este cambio produciría también un aumento en la probabilidad de pérdida de información.

Referencias

- [1] S. Osher, J. A. Sethian, "Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations", *J. Comp. Phys.*, vol. 79, pp. 12-49, 1988.
- [2] V. Caselles, F. Catte, T. Coll, and F. Dibos, "A geometric model for active contours in image processing", *Numer. Math.*, vol. 66, pp. 1-31, 1993.
- [3] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic active contours", *Int'l J. Comp. Vis.*, vol. 22, pp. 61-79, 1997.
- [4] R. Malladi, J. A. Sethian, and B. C. Vemuri, "Shape modeling with front propagation: a level set approach", *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, vol. 17, pp. 158-175, 1995.

- [5] S. Osher and R. Fedkiw, “Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces”, Springer-Verlag, New York, 2002.
- [6] Chunming Li, Chenyang Xu, Changfeng Gui, Martin D. Fox “Level Set Evolution Without Re-initialization: A New Variational Formulation”, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05) 1063-6919, 2005.
- [7] S.Kim, H.Lim “A Hybrid Level Set Segmentation for Medical Imagery”, *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record* 0-7803-9221-3, 2005.
- [8] P. Roos, M.Viergever, M. Van Dijke, and J. Peters. “Reversible intraframe compression of medical images”. *IEEE Transactions on Medical Imaging, Pattern Recognition*, 7(4):328-336, 1988.
- [9] L.Shen, R.M. Rangayyan “A Segmentation-Based Lossless Image Coding Method for High-Resolution Medical Image Compression”, *IEEE Transactions On Medical Imaging*, Vol. 16, No. 3, Jun 1997.
- [10] Marijn E. Brummer, Russell M. Mersereau, Robert L. Eisner, Richard R. J. Lewine, “Automatic detection of brain contours in MRI data sets”, *IEEE Transactions on Medical Imaging* 12(2) 153-166, Jun 1993.
- [11] J. Hu, N.C. Beaulieu, “Accurate Simple Closed-Form Approximations to Rayleigh Sum Distributions and Densities”, *IEEE Communications Letters* Vol. 9, No. 2 1089-7798, Feb 2005.
- [12] Andrés Corvetto, Ana Ruedin, Daniel Acevedo, “Robust Detection and Lossless Compression of the Foreground in Magnetic Resonance Images”, *IEEE Data Compression Conference*, 2010.
- [13] Andrés Corvetto, Ana Ruedin, “Compresión de imágenes de resonancia magnética sin pérdida en la región de interés”, *XII RPIC Reunión de Procesamiento de la Información y Control*, 2007.
- [14] R. Srikanth and A. G. Ramakrishnan. “Contextual encoding in uniform and adaptive mesh-based lossless compression of MR images”, *IEEE Trans. Medical Imaging*, 24(9), 2005.

Datos de Contacto:

Sebastián Masi (sebam@fibertel.com.ar), Ana Ruedin (ana.ruedin@dc.uba.ar), Daniel Acevedo (dacevedo@dc.uba.ar). Departamento de Computación, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales, Universidad de Buenos Aires. Pabellón 1. Ciudad Universitaria. C1428EGA.